

# Perancangan Backpropagation untuk Otentikasi Pola Pembuluh Darah Punggung Tangan Menggunakan GLRLM

## *Backpropagation Design for Authenticating Blood Vessel Patterns of the Back of the Hand Using GLRLM*

<sup>1</sup>Fajar M Syam\*, <sup>2</sup>Muchtar Ali Setyo Yudono, <sup>3</sup>Alun Sujjada

<sup>1,2</sup>Teknik Elektro, Fakultas Teknik dan Desain, Universitas Nusa Putra

<sup>3</sup>Teknik Informatika, Fakultas Teknik dan Desain, Universitas Nusa Putra  
Sukabumi, Jawa Barat, Indonesia

e-mail: [fajarm.syam\\_te20@nusaputra.ac.id](mailto:fajarm.syam_te20@nusaputra.ac.id)

(received: 24 April 2024, revised: 28 April 2024, accepted: 29 April 2024)

### Abstrak

Keamanan digital menjadi aspek kritis dalam era teknologi informasi saat ini, di mana akses terhadap perangkat dan data pribadi seringkali menjadi target utama oleh pihak yang tidak bertanggung jawab. Metode identifikasi tradisional seperti kata sandi dan PIN mulai menunjukkan keterbatasan dalam mengatasi tantangan keamanan yang semakin kompleks. Pembuluh darah punggung tangan menawarkan kelebihan tertentu yang menjadikannya pilihan menarik untuk sistem pengenalan biometrik karena pola pembuluh darah punggung tangan cenderung stabil sepanjang waktu, tidak dipengaruhi oleh faktor eksternal seperti perubahan cuaca atau kebersihan. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan suatu sistem yang dapat mengidentifikasi Pembuluh Darah Punggung Tangan sebagai tanda biometrik. Pendekatan yang digunakan melibatkan ekstraksi ciri GLRLM dan penerapan metode identifikasi Jaringan Syaraf Tiruan Perambatan Balik. Tujuan utamanya adalah mencapai tingkat akurasi yang lebih tinggi daripada penelitian sebelumnya dalam domain yang sama. Proses identifikasi melibatkan beberapa tahapan, mulai dari penerimaan citra, pra-pemrosesan citra, segmentasi, ekstraksi ciri, identifikasi, hingga mendapatkan citra hasil identifikasi pembuluh darah. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem yang dikembangkan mencapai tingkat keberhasilan rata-rata sebesar 82,52% berdasarkan lima skenario pengujian yang berbeda. Skenario keempat terbukti memberikan hasil akurasi pengujian tertinggi, yakni 87%.

**Kata kunci:** Biometrik, Jaringan Syaraf Tiruan, Klasifikasi, GLRLM, Keamanan Digital, Pembuluh Darah Punggung Tangan.

### Abstract

Digital security is a critical aspect in the current era of information technology, where access to personal devices and data is often the main target by irresponsible parties. Traditional identification methods such as passwords and PINs are starting to show limitations in addressing increasingly complex security challenges. The dorsal hand veins offer certain advantages that make them an attractive option for biometric recognition systems because the dorsal hand vein pattern tends to be stable over time, unaffected by external factors such as changes in weather or hygiene. This research aims to develop a system that can identify the blood vessels of the back of the hand as a biometric sign. The approach used involves extracting GLRLM features and applying the Back Propagation Neural Network identification method. The main goal is to achieve a higher level of accuracy than previous studies in the same domain. The identification process involves several stages, starting from image reception, image pre-processing, segmentation, feature extraction, identification, to obtaining images resulting from blood vessel identification. Test results show that the system developed achieved an average success rate of 82.52% based on five different test scenarios. The fourth scenario was proven to provide the highest test accuracy results, namely 87%.

**Keywords:** Artificial Neural Networks, Biometrics, Classification, Dorsal Vessels, Digital Security, GLRLM.

## 1 Pendahuluan

Keamanan digital menjadi aspek kritis dalam era teknologi informasi saat ini, di mana akses terhadap perangkat dan data pribadi seringkali menjadi target utama oleh pihak yang tidak bertanggung jawab [1]. Metode identifikasi tradisional seperti kata sandi [2] dan PIN [3] mulai menunjukkan keterbatasan dalam mengatasi tantangan keamanan yang semakin kompleks. Maka, diperlukan pendekatan yang lebih canggih dan aman, seperti pengenalan biometrik [4].

Beberapa jenis biometrik yang umum digunakan melibatkan sidik jari [5], iris mata [6], wajah [7], suara [8], dan lainnya. Meskipun efektif dalam beberapa aspek, setiap jenis biometrik memiliki kelemahan masing-masing. Sidik jari dapat terpengaruh oleh kelembaban atau kotoran pada jari [9], iris mata dapat berubah seiring waktu [10], dan wajah dapat terpengaruh oleh perubahan gaya rambut atau tata rias [11]. Suara juga dapat berubah karena penyakit atau perubahan usia [12]. Kelemahan-kelemahan ini menunjukkan perlunya mencari metode biometrik alternatif yang lebih stabil dan dapat diandalkan.

Dalam konteks keamanan digital, pengenalan biometrik menawarkan solusi yang sangat efektif karena memanfaatkan karakteristik unik individu sebagai kunci identifikasi. Pembuluh darah punggung tangan menawarkan kelebihan tertentu yang menjadikannya pilihan menarik untuk sistem pengenalan biometrik karena pola pembuluh darah punggung tangan cenderung stabil sepanjang waktu, tidak dipengaruhi oleh faktor eksternal seperti perubahan cuaca atau kebersihan [13]. Citra pembuluh darah mempunyai sifat unik karena sulit dipalsukan, diubah, atau dirusak karena letaknya di kulit manusia. Penggunaan pembuluh darah di punggung tangan untuk sistem otentikasi biometrik memiliki keunggulan higienis karena dapat digunakan tanpa menyentuh permukaan sensor karena struktur pembuluh darah tidak berubah [14].

Salah satu metode yang dapat diterapkan untuk menganalisis citra pembuluh darah punggung tangan adalah *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM). GLRLM merupakan metode yang efektif untuk mengekstrak fitur tekstur dari citra, termasuk citra pembuluh darah punggung tangan [15]. Dengan menggabungkan GLRLM dalam pengenalan biometrik diharapkan dapat meningkatkan akurasi dan kehandalan sistem.

Selain GLRLM, Jaringan Saraf Tiruan (JST) dengan metode perambatan balik telah terbukti berhasil dalam pengenalan pola kompleks [16]. JST memiliki kemampuan untuk belajar dari data latih dan dapat menyesuaikan diri dengan variasi pola yang kompleks [17]. Dalam konteks pengenalan biometrik, penggunaan JST perambatan balik dapat meningkatkan kemampuan sistem untuk mengenali pola unik pada citra pembuluh darah punggung tangan [18].

Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem pengenalan biometrik pembuluh darah punggung tangan menggunakan GLRLM dengan metode JST perambatan balik. Harapannya, penelitian ini dapat memberikan kontribusi signifikan dalam pengembangan teknologi pengenalan biometrik, terutama dalam konteks keamanan dan identifikasi personal berbasis citra pembuluh darah punggung tangan.

## 2 Tinjauan Literatur

Berdasarkan penelitian sebelumnya, pada tahun 2021 dengan judul "*Dorsal hand vein authentication system using artificial neural network*" [19]. Penelitian tersebut fokus pada pengenalan 1575 citra pembuluh darah punggung tangan dari 100 individu. Proses pra-pengolahan melibatkan transformasi gambar dari 300x240 piksel menjadi 60x60 piksel, dilanjutkan dengan penerapan mean filter, peningkatan CLAHE, *Histogram Equalization*, dan identifikasi area penting (ROI). Ciri-ciri diekstraksi menggunakan *Local Binary Pattern* (LBP), dan metode identifikasi memanfaatkan Jaringan Saraf Tiruan (Artificial Neural Network/ANN). Temuan dari penelitian tersebut mengungkapkan bahwa tingkat akurasi mencapai 90%.

Penelitian sebelumnya juga dilakukan pada tahun 2022 dengan judul "*Recognition of Dorsal Hand Vein in Small-Scale Sample Database Based on Fusion of ResNet and HOG Feature*" [13]. Pada penelitian ini melakukan pengenalan pembuluh darah punggung tangan terhadap 372 individu dan setiap individu dilakukan pengambilan citra sebanyak 2 kali, pra pengolahan citra dilakukan dengan metode RGB to Citra Keabuan, *Resize*, Filter Median, dan *Gaussian*, ekstraksi ciri yang digunakan yaitu *Histograms of Oriented Gradients* (HOG) dan ResNet. Metode Identifikasi yang digunakan KNN *Classifier*, mendapatkan hasil akurasi sebesar 93,47%.

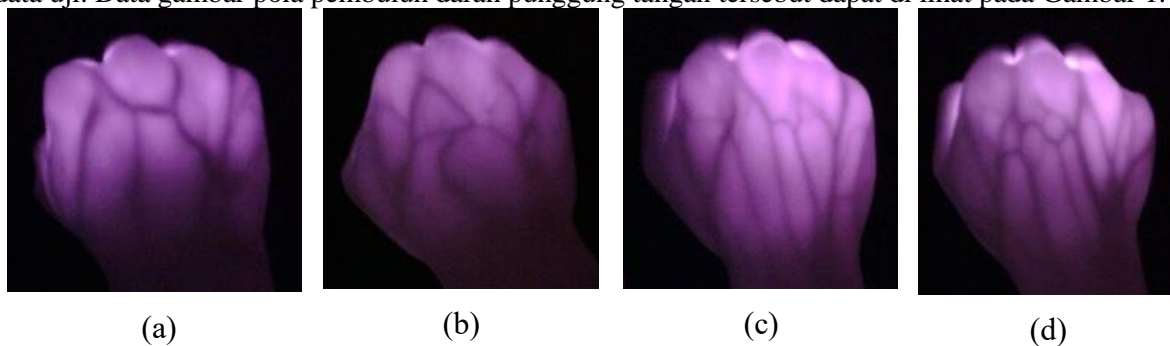
Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa berbagai metode biometrik dan ekstraksi ciri telah digunakan dalam proses identifikasi personal, masih terdapat beberapa kelemahan terkait kenyamanan penggunaan, keamanan, akurasi, dan kecepatan sistem. Oleh karena itu, tujuan utama penelitian ini adalah mengembangkan sistem identifikasi personal yang dapat mengatasi tantangan tersebut. Dengan menerapkan pengolahan citra pada pembuluh darah punggung tangan, penelitian ini berfokus pada kombinasi ekstraksi ciri GLRLM dan identifikasi menggunakan jaringan syaraf tiruan perambatan balik, dengan harapan memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan metode lainnya.

### 3 Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan data gambar pola pembuluh darah yang terdapat pada punggung tangan. Sistem identifikasi dan autentikasi pola pembuluh darah punggung tangan dirancang dengan empat tahap utama. Langkah-langkah tersebut meliputi *preprocessing*, segmentasi, ekstraksi fitur menggunakan filter GLRLM, dan klasifikasi menggunakan metode *backpropagation* jaringan saraf tiruan.

#### 3.1 Dataset

Gambar masukan berupa gambar pola pembuluh darah punggung tangan yang diperoleh dari data penelitian sebelumnya yaitu “Perbandingan Ciri Parameter Tapis Gabor untuk Otentikasi *Dorsal Hand Vein* Menggunakan *Artificial Neural Network*” [20]. data yang di ambil dari 4 individu dengan jumlah 32 citra tangan kanan, total citra sebanyak 128 citra yang dibagi menjadi 80 citra data latih dan 48 citra data uji. Data gambar pola pembuluh darah punggung tangan tersebut dapat di lihat pada Gambar 1.

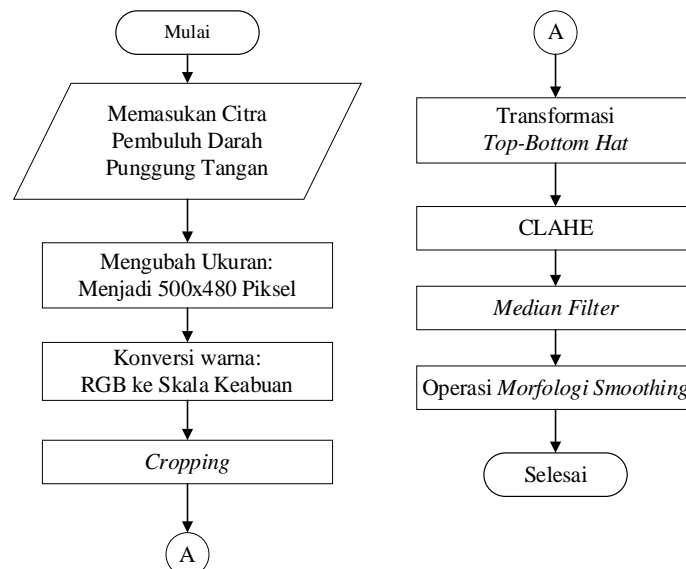


**Gambar 1. Citra Pola Pembuluh Darah Punggung Tangan: (a) Orang ke 1, (b) Orang ke 2, (c) Orang ke 3, (d) Orang ke 4**

#### 3.2 Pra-pengolahan

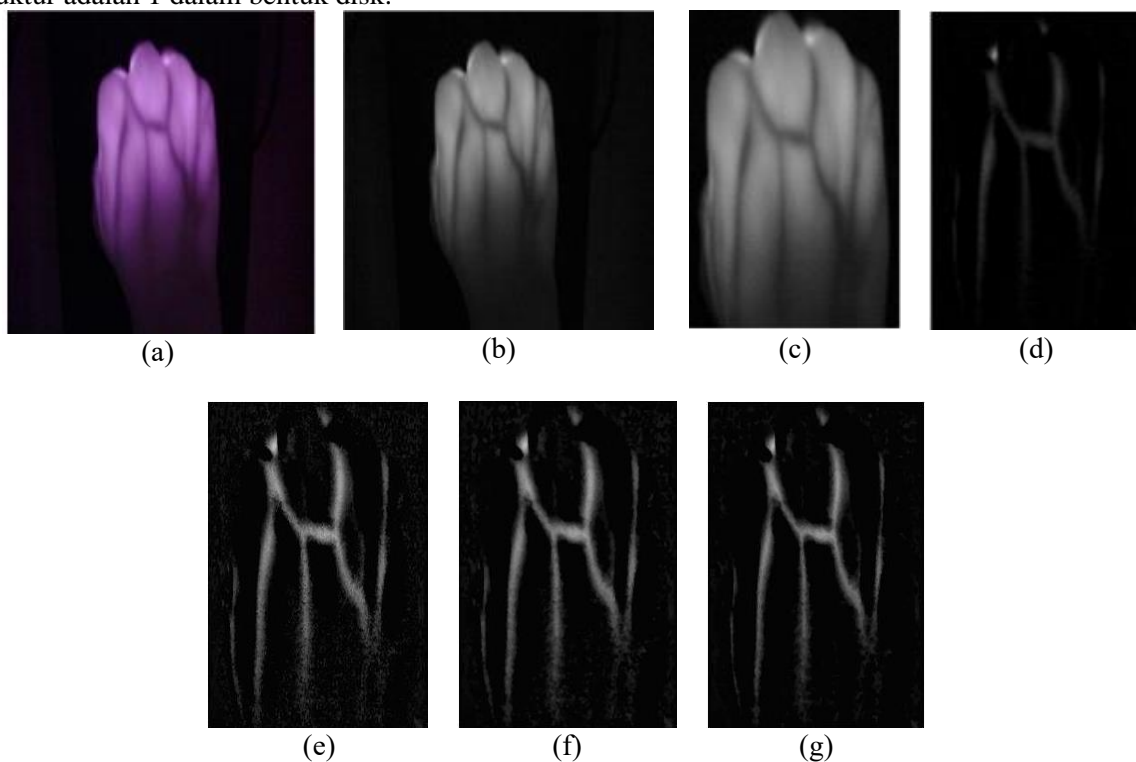
Langkah-langkah dalam proses deteksi pembuluh darah diawali dengan *pre-processing* yang bertujuan untuk menghasilkan citra dengan fitur yang lebih jelas dan menghilangkan noise gambar sehingga menghasilkan citra yang lebih jernih sesuai yang diinginkan. Proses *preprocessing* gambar yang pertama melakukan *resize* gambar menjadi  $500 \times 480$  piksel untuk mempermudah proses pengolahan data gambar pada saat komputasi.

Proses selanjutnya adalah memotong gambar RGB dan mengubahnya menjadi gambar skala abu-abu. Proses pra-perawatan selanjutnya adalah *Transformasi Top-Bottom Hat* yang bertugas mempertajam pembatas antara kulit dan pembuluh darah. Proses selanjutnya adalah CLAHE. Proses ini menghaluskan histogram gambar pembuluh darah di punggung tangan dan meningkatkan kontras gambar sehingga pembuluh darah lebih terlihat



**Gambar 2. Diagram Alir Proses Pra-pengolahan**

Proses selanjutnya dilakukan dengan filter median. Kemudian proses operasi morfologi yang berguna untuk menghaluskan citra pembuluh darah dan menghilangkan noise pada citra. Nilai elemen struktur adalah 1 dalam bentuk disk.

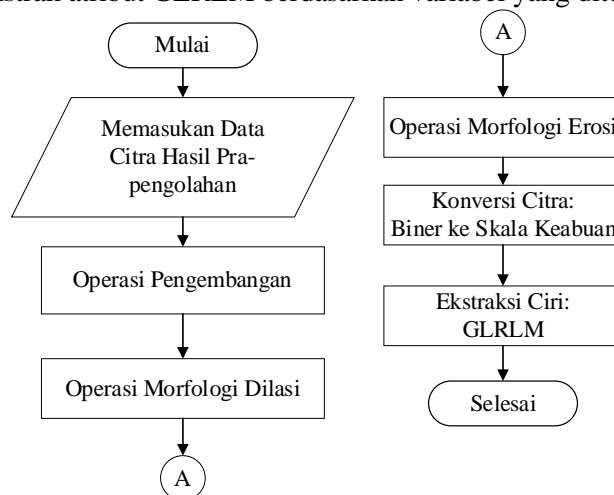


**Gambar 1. Citra Proses Pra-Pengolahan Pembuluh Darah Orang 1: (a) Resize, (b) Citra RGB ke Keabuan, (c) Cropping, (d) Citra Hasil Top-Bottom Hat, (e) Citra Hasil CLAHE, (f) Citra Proses Median Filter, (g). Citra Proses Morfologi Smoothing**

### 3.3 Segmentasi

Segmentasi adalah proses kritis dalam analisis citra yang bertujuan untuk memisahkan dan mengidentifikasi daerah-daerah tertentu yang menarik (*Region of Interest - ROI*) dari citra asli. Dalam konteks citra pembuluh darah pada punggung tangan, segmentasi penting dilakukan untuk memisahkan daerah pembuluh darah dari latar belakang dan daerah lain yang tidak relevan atau tidak diinginkan pada citra. Gambar 4 menunjukkan diagram alir proses segmentasi pada penelitian ini.

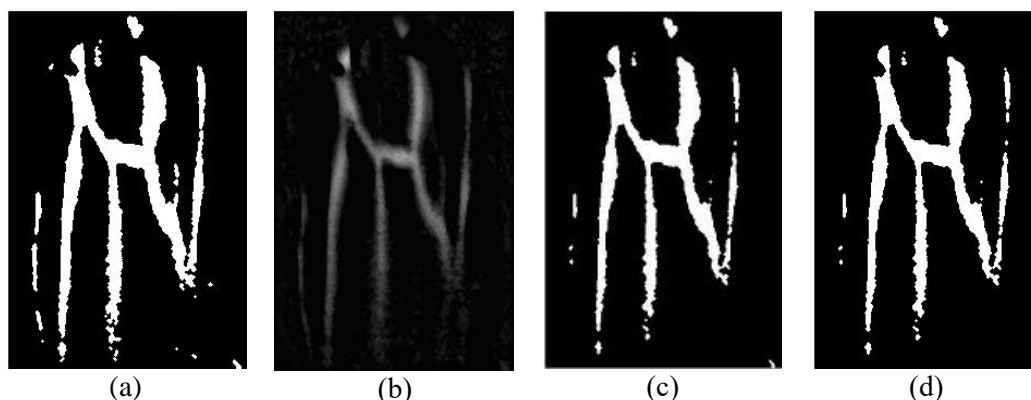
Proses ini dimulai dengan operasi pengambangan untuk mengubah citra oprasi morfologi menjadi citra biner. Langkah berikutnya adalah melakukan morfologi erosi untuk menghilangkan bagian gambar yang tidak diperlukan dalam pola pembuluh darah, diikuti dengan morfologi dilatasi untuk meningkatkan kejelasan pola gambar. Selanjutnya, dilakukan proses pemotongan gambar untuk memisahkan objek yang penting dengan yang tidak diperlukan. Proses berikut ini mengalami perubahan. Jika gambar berwarna menjadi gambar abu-abu, target proses selanjutnya yaitu ekstraksi ciri pola pembuluh darah punggung tangan dengan GLRLM dapat dilakukan pada gambar abu-abu. Proses selanjutnya adalah mengekstrak atribut GLRLM berdasarkan variabel yang ditentukan.



Gambar 2. Diagram Alir Proses Segmentasi

### 3.4 Ekstraksi Ciri

Dalam penelitian ini, proses segmentasi citra diekstraksi menggunakan metode *Gray Level Run-Length Matrix* (GLRLM). GLRLM merupakan teknik ekstraksi fitur orde tinggi yang memanfaatkan *matriks run-length* dari citra. GLRLM dikenal sebagai alternatif praktis untuk metode ekstraksi fitur *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). Matriks *run-length* dihasilkan dari analisis citra awal dengan memperhatikan tingkat keabuan pada setiap piksel dalam empat sudut orientasi, yaitu  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ , dan  $135^\circ$ . Dalam penelitian ini, empat fitur ekstraksi GLRLM yang digunakan adalah: *Long Run Emphasis* (LRE), *Low Gray-level Run Emphasis* (LGRE), *High Gray-level Run Emphasis* (HGRE), dan Area. Semua fitur ini merupakan variabel yang dapat diukur.



Gambar 3. Citra Proses Segmentasi: (a). Citra Proses Pengembangan, (b). Citra Hasil Operasi Erosi Pada Pembuluh Darah, (c). Citra Hasil Operasi Dilasi Pada Pembuluh Darah, (d). Citra Hasil Konversi Berskala Keabuan

Histogram dapat menunjukan tingkat keabuan dari sebuah gambar, Pada citra, tingkat keabuan piksel dimulai dari 0 dan bergerak menuju 255. Untuk menentukan parameter ekstraksi ciri, nilai-nilai pada histogram digunakan sebagai dasar. Beberapa parameter tersebut meliputi:



- 1) LRE berfungsi untuk menghitung run panjang dari pola pembuluh darah punggung tangan

$$LRE = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N p(i, j) \cdot j^2 / s = \sum_{j=1}^N r(j) \cdot j^2 / s \quad (1)$$

- 2) LGRE berfungsi menghitung run dengan intensitas rendah

$$LGRE = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_r} \left( \frac{P(i, j | \theta)}{i^2} \right) / N_z(\theta) \quad (2)$$

- 3) HGRE berfungsi untuk menyoroti run dengan intensitas tinggi

$$HGRE = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_r} P(i, j | \theta) i^2 / N_z(\theta) \quad (3)$$

- 4) Area berfungsi untuk menghitung luas dari objek yang terdeteksi dalam citra

$$Area = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m A(i, j) \quad (4)$$

### 3.5 Identifikasi dengan Jaringan Syaraf Tiruan Perambatan Balik

Algoritma perambatan balik sering digunakan untuk mengubah bobot yang terkait dengan neuron di lapisan tersembunyi menggunakan *perceptron multilayer*. Hasil error tersebut digunakan sebagai perubahan bobot untuk back learning pada algoritma *backpropagation*. Pertama, untuk menghasilkan kesalahan ini, harus dilakukan pelatihan lebih lanjut, fungsi logsig, tansig, dan aktivasi murni harus diaktifkan untuk menggunakan neuron yang dapat melakukan diskriminasi. *Algoritma Levenberg Marquardt (Trainlm)* digunakan untuk memeriksa pembuluh darah di punggung tangan. Proses selanjutnya adalah pelatihan, kemudian dilakukan proses pengujian data pelatihan dan diperoleh hasil pelatihan serta nilai bobot optimal. Langkah berikutnya adalah pengujian, yang melibatkan pengunduhan data pengujian dan dilanjutkan dengan pengolahan data pengujian untuk mendapatkan hasil yang relevan. Proses pelatihan mencapai titik optimal saat parameter arsitektur dikendalikan dengan tepat. Untuk mencapai akurasi terbaik, pengaturan parameter dapat ditemukan seperti yang ditunjukkan dalam Tabel 1.

**Tabel 1. Parameter JST**

Parameter	Spesifikasi
Jumlah Neuron pada Lapisan Masukan	4
Jumlah Neuron pada Lapisan tersembunyi 1	30
Jumlah Neuron pada Lapisan tersembunyi 2	50
Jumlah Neuron pada Lapisan Keluaran	4
Fungsi Aktivasi	<i>Tansig-logsig-purelin</i>
Algoritma	<i>Trainlm</i>
Galat	$10^{-5}$
Iterasi	150
Laju Pembelajaran	0.5
Nilai <i>Momentum Unit</i> (Mu)	0.7
<i>Gradient Minimum</i>	$10^{-8}$
Set Maksimum <i>Momentum Unit</i>	$10^{13}$
Unit <i>Momentum Decrease</i>	0.1
Unit <i>Momentum Increase</i>	10

Untuk mendapatkan hasil terbaik, pengujian dilakukan dengan skenario berbeda dengan parameter ekstraksi fitur GLRLM yang telah ditentukan dan arah sudut berbeda serta jumlah iterasi yang berbeda. Skenario kombinasi uji coba ditunjukkan pada Tabel 2.

**Tabel 2. Skenario Pengujian**

Skenario	<i>Gray Level Run Length Matrix</i> (GLRLM)
1	0° LRE, LGRE, HGRE dan Area
2	45°: LRE, LGRE, HGRE dan Area

Skenario	Gray Level Run Length Matrix (GLRLM)
3	90°: LRE, LGRE, HGRE dan Area
4	135°: LRE, LGRE, HGRE dan Area
5	0°, 45°, 90°, dan 135°: LRE, LGRE, HGRE dan Area

### 3.6 Efektivitas Sistem

Ketika mengevaluasi performa model autentikasi, memperhitungkan kemampuan sistem dalam memprediksi dengan akurat dan membedakan antara kelas yang berbeda adalah krusial. Melihat kesalahan yang dibuat oleh model verifikasi membutuhkan pendekatan statistik untuk mengukur sensitivitas, spesifikasi, dan akurasi. Dengan cara ini, keandalan sistem dapat dievaluasi secara lebih baik dan efektivitas operasionalnya dapat dipahami. Sensitivitas menunjukkan kemampuan sistem dalam mengenali sampel dari kelasnya, sementara spesifikasi menunjukkan kemampuan dalam mengidentifikasi sampel di luar kelas.

Untuk menghitung akurasi, jumlah gambar yang teridentifikasi secara tepat dibagi dengan total identifikasi, mencerminkan tingkat akurasi sistem dari semua model. Untuk mengevaluasi prediksi sistem, memerlukan tabel *Confusion Matrix* yang menampilkan hasil prediksi. Ini adalah matriks yang menyajikan kelas data pada baris. Tabel 3 menunjukkan tabel *confusion matrix* pada proses otentikasi dengan 4 kelas klasifikasi.

Tabel 3. *Confusion Matrix* Pada Otentikasi 4 Kelas

Kelas Prediksi	Kelas Dikenali			
	A	B	C	D
A	$tp_A$	$e_{AB}$	$e_{AC}$	$e_{AD}$
B	$e_{BA}$	$tp_B$	$e_{BC}$	$e_{BD}$
C	$e_{CA}$	$e_{CB}$	$tp_C$	$e_{CD}$
D	$e_{DA}$	$e_{DB}$	$e_{DC}$	$tp_D$

Sensitivitas (A):

$$\frac{TP}{TP+FN} = \frac{tp_A}{tp_A+e_{AB}+e_{AC}+e_{AD}} \times 100\%$$

Spesifikasi (A):

$$\frac{TP}{TP+FN} = \frac{tp_B + e_{BC} + e_{BD} + e_{CB} + tp_C + e_{CD} + e_{DB} + e_{DC} + tp_D}{tp_B + e_{BC} + e_{BD} + e_{CB} + tp_C + e_{CD} + e_{DB} + e_{DC} + tp_D + e_{BA} + e_{CA} + e_{DA}} \times 100\%$$

Sensitivitas (B):

$$\frac{TP}{TP+FN} = \frac{tp_B}{tp_B+e_{BA}+e_{BC}+e_{BD}} \times 100\%$$

Spesifikasi (B):

$$\frac{TP}{TP+FN} = \frac{tp_A+e_{AC}+e_{AD}+tp_C+e_{CA}+e_{CD}+e_{DA}+e_{DC}+tp_D}{tp_A+e_{AC}+e_{AD}+tp_C+e_{CA}+e_{CD}+e_{DA}+e_{DC}+tp_D+e_{AB}+e_{CB}+e_{DB}} \times 100\%$$

Sensitivitas (C):

$$\frac{TP}{TP+FN} = \frac{tp_C}{tp_C+e_{CA}+e_{CB}+e_{CD}} \times 100\%$$

Spesifikasi (C):

$$\frac{TP}{TP+FN} = \frac{tp_A+e_{AB}+e_{AD}+tp_B+e_{BA}+e_{BD}+e_{DA}+e_{DB}+tp_D}{tp_A+e_{AB}+e_{AD}+tp_B+e_{BA}+e_{BD}+e_{DA}+e_{DB}+tp_D+e_{AC}+e_{BC}+e_{DC}} \times 100\%$$

Sensitivitas (D):

$$\frac{TP}{TP+FN} = \frac{tp_D}{tp_D+e_{DA}+e_{DB}+e_{DC}} \times 100\%$$

Spesifikasi (D):

$$\frac{TP}{TP+FN} = \frac{tp_A+e_{AB}+e_{AC}+e_{BA}+tp_B+e_{BC}+e_{CA}+e_{CB}+tp_C}{tp_A+e_{AB}+e_{AC}+e_{BA}+tp_B+e_{BC}+e_{CA}+e_{CB}+tp_C+e_{AD}+e_{BD}+e_{CD}} \times 100\%$$

Akurasi

$$\frac{tp_A+tp_B+tp_C+tp_D}{tp_A+e_{AB}+e_{AC}+e_{AD}+e_{BA}+tp_B+e_{BC}+e_{BD}+e_{CA}+e_{CB}+tp_C+e_{CD}+e_{DA}+e_{DB}+e_{DC}+tp_D} \times 100\%$$

#### 4 Hasil dan Pembahasan (or Results and Analysis)

Proses otentikasi gambar pola pembuluh darah punggung tangan untuk mengklasifikasikannya menjadi 4 kelas individu. Hasil tersebut diperoleh dengan menggunakan ekstraksi fitur GLRLM dengan empat parameter: LRE, LGRE, HGRE dan Area. Keempat fitur tersebut merupakan data masukan berupa data latih dan data uji yang diolah dengan metode propagasi balik JST.

**Tabel 4. Ekstraksi Ciri Tekstur GLRLM**

Ekstraksi Ciri	Orang 1	Orang 2	Orang 3	Orang 4
LRE	2451.20618081181	13294.7827470197	27239.4764254605	35594.3117830949
LGRE	0.639843141511000	4.09163641020099	7.71153804410268	10.3098204661066
HGRE	123.143450184502	125.921231624369	128.393315219563	133.594625465913
Area	8461	5544.87500000000	8253.25000000000	9348

Tabel 4 menunjukkan hasil ekstraksi ciri GLRLM dengan sudut orientasi 135° menggunakan parameter LRE, LGRE, HGRE, dan Area. Rentang nilai pada setiap kelas berlawanan, sulit diidentifikasi secara visual. Dalam penelitian ini, JST perambatan balik digunakan untuk mengotentikasi keempat kelas tersebut.

**Tabel 5. Hasil Akurasi Pelatihan**

Skenario	Akurasi				
	Orang 1	Orang 2	Orang 3	Orang 4	Sistem
1	100%	100%	100%	100%	100%
2	100%	100%	100%	100%	100%
3	100%	100%	100%	100%	100%
4	100%	100%	100%	100%	100%
5	100%	100%	100%	100%	100%
<b>Rata - rata</b>	100%	100%	100%	100%	100%

Tabel 5 menunjukkan bahwa semua skenario mencapai hasil pelatihan terbaik dengan akurasi sistem mencapai 100%. Skenario keempat, yang menggunakan sudut orientasi 135° dengan parameter LRE, LGRE, HGRE, dan Area, menunjukkan hasil terbaik.

**Tabel 6. Hasil Akurasi Pengujian**

Skenario	Akurasi				
	Orang 1	Orang 2	Orang 3	Orang 4	Sistem
1	100%	100%	50%	100%	87,5%
2	100%	100%	33,3%	91,7%	81,3%
3	100%	100%	8,3%	100%	77,1%
4	100%	100%	50%	100%	87,5%
5	100%	100%	16,7%	100%	79,2%
<b>Rata - rata</b>	100%	100%	31,66%	98,35%	82,52%

Tabel 6 menunjukkan bahwa skenario keempat mencapai hasil pengujian terbaik, dengan akurasi sistem mencapai 87%. Skenario ini menggunakan sudut orientasi 135° dan parameter LRE, LGRE, HGRE, dan Area. Sementara itu, skenario ketiga memiliki akurasi terendah, yaitu 77,1%, dengan sudut orientasi 90°.



**Tabel 7. Hasil Sensitivitas Pengujian**

Skenario	Sensitivitas			
	Orang 1	Orang 2	Orang 3	Orang 4
1	100%	100%	50%	100%
2	100%	100%	33,3%	91,7%
3	100%	100%	8,3%	100%
4	100%	100%	50%	100%
5	100%	100%	16,7%	100%
<b>Rata - rata</b>	100%	100%	31,66%	98,35%

Tabel 7 dan Tabel 8 menunjukkan tingkat sensitivitas dan spesifikasi dari masing-masing skenario pengujian pada klasifikasi autentikasi pembuluh darah di punggung tangan menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan perambatan balik untuk setiap kategori individu. Sensitivitas dan spesifikasi yang mendekati 100% menunjukkan bahwa sistem autentikasi mampu secara akurat mengidentifikasi data pembuluh darah di punggung tangan pada kelasnya, serta tidak salah mengidentifikasi data yang tidak berasal dari kelas tersebut.

**Tabel 8. Hasil Spesifikasi Pengujian**

Skenario	Spesifikasi			
	Orang 1	Orang 2	Orang 3	Orang 4
1	83%	100%	100%	100%
2	76,92%	100%	100%	100%
3	69,44%	100%	100%	100%
4	83%	100%	100%	100%
5	68,42%	100%	100%	100%
<b>Rata - rata</b>	76,15%	100%	100%	100%

Hasil pengujian menunjukkan bahwa kelas Orang 1 dan Orang 2 menunjukkan sensitivitas yang optimal, mencapai 100%, namun spesifikasinya berbeda-beda. Kelas Orang 2 menunjukkan nilai sensitivitas dan spesifikasi tertinggi, sementara kelas Orang 3 dan Orang 4 juga menunjukkan spesifikasi yang sangat baik.

Durasi pelatihan bervariasi pada setiap skenario, rata-rata menggunakan algoritma pelatihan perambatan balik *trainlm*, durasi rata-rata adalah beberapa detik.

**Tabel I. Durasi Waktu Pelatihan**

Skenario	Waktu Pelatihan (Sekon)
1	5
2	15
3	7
4	5
5	5
<b>Rata - Rata</b>	7,4

Menurut data dalam Tabel 9, rata-rata waktu pelatihan adalah 7,4 detik. Namun, dalam pengujian keempat, waktu pelatihan hanya mencapai 5 detik. Ini menunjukkan bahwa pengujian dalam skenario keempat memiliki waktu pelatihan yang paling efisien karena proses pelatihan dapat dilakukan dengan cepat dan optimal dalam mengolah data numerik, sehingga menghasilkan akurasi tertinggi dibandingkan dengan skenario lainnya.

Hal yang mempengaruhi tingkat akurasi, sensitivitas, spesifisitas, dan waktu dalam mengklasifikasikan empat kelas individu pada lima skenario pengujian adalah penerapan parameter yang berbeda pada setiap skenario dalam sistem autentikasi pembuluh darah di punggung tangan.

## 5 Kesimpulan

Kesimpulan dapat diambil dari hasil penelitian, analisis, dan perancangan sistem JST, analisis dan perancangan menggunakan GLRLM untuk otentikasi individu berbasis struktur menggunakan GLRLM. pertama dilakukan dengan 4 parameter yaitu mean, LRE, LGRE, HGRE dan area, kemudian dibagi menjadi lima skenario pengujian. Setiap parameter ekstraksi fitur dengan sudut orientasi memberikan nilai yang cukup bervariasi di setiap kelas.

Sistem pengenalan biometrik menggunakan JST perambatan balik, skenario keempat, mencapai hasil terbaik dengan 4 fitur masukan GLRLM. Model ini memiliki 2 lapisan tersembunyi: lapisan 1 dengan 30 node, dan lapisan 2 dengan 50 node, serta 5 output. Fungsi aktivasi yang digunakan adalah Tansig, Logsig, dan Purelin, dengan algoritma pembelajaran *Trainlm* dan 100 iterasi. Sistem mencapai akurasi pelatihan 100% dan akurasi pengujian 87%.

Rata-rata waktu pelatihan untuk kelima skenario adalah 7,4 detik, dengan pengujian keempat mencapai waktu optimal 5 detik. Ini menunjukkan bahwa waktu pelatihan rata-rata setiap skenario cukup cepat untuk klasifikasi menggunakan backpropagation JST. Hasil persentase di atas menunjukkan kemampuan sistem dalam mengklasifikasikan pola pembuluh darah punggung tangan secara akurat. Sistem ini mampu melakukan klasifikasi dengan cepat. Orientasi sudut dan parameter ekstraksi GLRLM berpengaruh signifikan pada keberhasilan dan akurasi sistem. Pada penelitian ini, sudut orientasi terbaik adalah  $135^\circ$  dengan empat parameter utama: LRE, LGRE, HGRE, dan Area.

Dibandingkan dengan penelitian terdahulu, penelitian pada tahun 2021 tentang pengenalan pola pembuluh darah punggung tangan menggunakan JST mencapai akurasi sebesar 90%, sedangkan penelitian pada tahun 2022 tentang pengenalan pola pembuluh darah punggung tangan menggunakan HOG dan ResNet mencapai akurasi sebesar 93,47%. Perbandingan ini menunjukkan bahwa metode yang digunakan dalam penelitian ini mampu bersaing dalam hal akurasi dengan penelitian terdahulu, meskipun terdapat perbedaan dalam metode ekstraksi ciri dan identifikasi yang digunakan.

## Referensi

- [1] N. I. Syahputri, H. Harahap, R. Siregar, and T. Tommy, "Penyuluhan Pentingnya Two Factor Authentication dan Aplikasinya di Era Keamanan Digital," *J. Pengabd. Masy. Bangsa*, vol. 1, no. 6, pp. 768–773, 2023, doi: 10.59837/jpmba.v1i6.256.
- [2] A. M. N. Syams and Suhartini, "Prototipe Sistem Keamanan menggunakan Rfid Dan Keypad Pada Ruang Penyimpanan Di Bank Berbasis Arduino Uno," *J. Ilm. Inform. Komput.*, vol. 23, no. 2, pp. 144–153, 2021, doi: 10.35760/ik.2018.v23i2.2356.
- [3] A. Kamolan and L. Sampebatu, "Rancang Bangun Prototipe Pengaman Ruangan dengan Input Kode PIN dan Multi Sensor Berbasis Mikrokontroler," *J. Ampere*, vol. 6, no. 1, p. 22, 2021, doi: 10.31851/ampere.v6i1.5980.
- [4] R. Adawiyah *et al.*, "Pengaruh Keamanan Informasi dan Perkembangan Teknologi di Era Revolusi 4.0 Terhadap Kinerja Perusahaan (Literature Review Manajemen Kinerja)," *JIM (Jurnal Ilmu Multidisiplin)*, vol. 2, no. 1, pp. 2829–4599, 2023, [Online]. Available: <https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>
- [5] M. Nur Ikhsan, R. Rahmadewi, T. Elektro, and U. Singaperbangsa Karawang, "Sistem keamanan sepeda motor dengan teknologi biometrik sidik jari menggunakan sensor fingerprint R305," *STRING (Satuan Tulisan Ris. dan Inov. Teknol.)*, vol. 7, 2022.
- [6] A. Shalsabila and R. Mukhaiyar, "Perancangan Alat Pendeteksi Iris Mata menggunakan Metode Wavelet Filter," *JTEV (Jurnal Tek. Elektro dan Vokasional)*, vol. 8, no. 2, p. 433, 2022, doi: 10.24036/jtev.v8i2.118360.
- [7] L. Novamizanti, H. Gymnovriza, and E. Susatio, "Pengenalan Wajah Individu berbasis 3D Biometrik," *JIKO (Jurnal Inform. dan Komputer)*, vol. 6, no. 1, p. 41, 2022, doi: 10.26798/jiko.v6i1.182.
- [8] A. A. Sasilo, R. A. Saputra, and I. P. Ningrum, "Sistem Pengenalan Suara dengan Metode Mel Frequency Cepstral Coefficients dan Gaussian Mixture Model," *Komputika J. Sist. Komput.*, vol. 11, no. 2, pp. 203–210, 2022, doi: 10.34010/komputika.v11i2.6655.
- [9] M. Masnur, S. Alam, and F. N. Muhammad, "Rancang Bangun Sistem Keamanan Motor dengan Pengenalan Sidik Jari berbasis Arduino Uno," *J. Sintaks Log.*, vol. 1, no. 1, pp. 1–7, 2021, doi: 10.31850/jsilog.v1i1.671.
- [10] F. E. Alfian, G. Pasek, S. Wijaya, and F. Bimantoro, "Identifikasi iris mata menggunakan metode wavelet daubechies dan k-nearest neighbor," *JTIKA*, pp. 1–10, 2020, [Online]. Available: <http://jtika.if.unram.ac.id/index.php/JTIKA/>
- [11] R. Prathivi and Y. Kurniawati, "Sistem Presensi Kelas Menggunakan Pengenalan Wajah dengan Metode Haar Cascade Classifier," *Simetris J. Tek. Mesin, Elektro dan Ilmu Komput.*, vol. 11, no. 1, pp. 135–142, 2020, doi: 10.24176/simet.v11i1.3754.

- [12] Fernando Paath, Luther Alexander Latumakulita, Christie Montolalu, and Yohanes Langi, "Pengenalan Suara Manusia menggunakan Convolutional Neural Network Studi Kasus Suara Dosen Program Studi Sistem Informasi Universitas Sam Ratulangi," *Konf. Nas. Ilmu Komput.*, pp. 215–218, 2021.
- [13] J. Li, K. Li, G. Zhang, J. Wang, K. Li, and Y. Yang, "Recognition of Dorsal Hand Vein in Small-Scale Sample Database Based on Fusion of ResNet and HOG Feature," *Electron.*, vol. 11, no. 17, Sep. 2022, doi: 10.3390/electronics11172698.
- [14] M. A. Rajab and K. M. Hashim, "Dorsal hand veins features extraction and recognition by correlation coefficient," *Telkomnika (Telecommunication Comput. Electron. Control.*, vol. 20, no. 4, pp. 867–874, Aug. 2022, doi: 10.12928/TELKOMNIKA.v20i4.22068.
- [15] P. K. Das, P. Jadoun, and S. Meher, "Detection and Classification of Acute Lymphocytic Leukemia," *Proc. 2020 IEEE-HYDCON Int. Conf. Eng. 4th Ind. Revolution, HYDCON 2020*, 2020, doi: 10.1109/HYDCON48903.2020.9242745.
- [16] M. A. S. Yudono, R. R. Isnanto, and A. Triwiyatno, "Comparison of Cataract Classification System Based on Retinal Blood Vessels Objects and Retinal Optic Disc Using Backpropagation Neural Network," *Int. J. Innov. Eng. Technol.*, vol. 18, no. 2, pp. 1–8, 2021, doi: 10.13140/RG.2.2.16638.46408.
- [17] M. J. IRSYAAD, "Pengenalan Citra Sidik Jari menggunakan Metode Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation berbasis Android," *J. uty*, pp. 1–13, 2020, [Online]. Available: <http://eprints.uty.ac.id>
- [18] M. Ali Setyo Yudono, E. Ahmad Zaki Hamidi, A. Haris Kuspranoto, and A. De Wibowo Muhammad Sidik, "Jaringan Syaraf Tiruan Perambatan Balik untuk Klasifikasi Covid-19 Berbasis Tekstur Menggunakan Orde Pertama Berdasarkan Citra Chest X-Ray," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 9, no. 4, pp. 799–808, 2022, doi: 10.25126/jtiik.202295663.
- [19] S. W. Chin, K. G. Tay, C. C. Chew, A. Huong, and R. A. Rahim, "Dorsal hand vein authentication system using artificial neural network," *Indones. J. Electr. Eng. Comput. Sci.*, vol. 21, no. 3, pp. 1837–1846, Mar. 2021, doi: 10.11591/ijeecs.v21.i3.pp1837-1846.
- [20] W. I. Putra, M. Ali, S. Yudono, and A. Sujjada, "Perbandingan Ciri Parameter Tapis Gabor untuk Otentikasi Dorsal Hand Vein menggunakan Artificial Neural Network," *J. Sist. Inf. dan Komput.*, vol. 12, no. 3, pp. 440–446, 2023.